

**Перспективы применения импульсных струй жидкости для тушения газовых факелов / А. Н. Семко, М. В. Бескровная, Ю. Д. Украинский, С. А. Виноградов, И. Н. Грицына // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Математичне моделювання в техніці та технологіях. – Харків: НТУ «ХПІ», 2013. – №5 (979). – С. 225-232. Бібліогр.: 8 назв.**

Проведено експериментальні дослідження гасіння газового факела за допомогою імпульсних струменів рідини високої швидкості, які генеруються пороховим імпульсним водометом. Швидкість імпульсної струменя в залежності від енергії заряду в експериментах досягала 300 - 600 м/с. За допомогою лазерного безконтактного вимірювача швидкості вимірювалася швидкість голови струменя безпосередньо перед факелом, проводилося фотографування струменя. Показано, що навколо імпульсного струменя рідини високої швидкості в повітрі утворюється високошвидкісна хмара бризок великого поперечного перерізу, яке ефективно збиває полум'я газового факела на відстанях 5 – 20 м від установки.

**Ключові слова:** газовий факел, імпульсна струминка, пороховий водомет, внутрішня балістика.

Experimental studies of putting out of gas blowout by means of high-speed impulse liquid jets generated by a powder pulse-jet water canon have been carried out. The speed of impulse jet depending on charge energy ranged in the experiments from 300 to 600 m/s. The speed of the head section of the jet has been measured directly before the torch by means of a non-contact laser speed measuring device, the jet photographing has been carried out. It has been shown that around the high-speed liquid impulse jet in the air is formed a high-speed cloud of large cross-section splashes that efficiently knocks down the flame of the gas torch at distances of 5 – 20 m from the unit.

**Key words:** gas torch, flash squirt, water cannon powder, internal ballistics.

УДК 539.1

**В. Л. ХАВІН**, канд.техн. наук, проф., НТУ «ХПІ»;

**Л. В. АВТОНОМОВА**, канд. техн. наук, пров. наук. співр., НТУ «ХПІ»;

**С. І. МАРУСЕНКО**, наук. співр., НТУ «ХПІ»

## **ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ МАТЕРІАЛУ ПРИ ВИСОКОШВИДКІСНОМУ ДЕФОРМУВАННІ**

Представлено нейромережеву модель (НМ-модель) визначального співвідношення пластичного стану матеріалу для широкого діапазону деформацій, швидкостей деформацій і температур. Реалізацію моделі здійснено за допомогою нейронної мережі – 3-и шарового персептрону з одним прихованим прошарком. Отримано оптимальну архітектуру, проведено навчання НМ-моделі на базі експериментальних даних для сталі 45. Для перевірного набору даних проведено порівняння з результатами, отриманими за рівняннями Джонсона-Кука.

**Ключові слова:** визначальне співвідношення, широкий діапазон деформацій, швидкостей деформацій і температур, нейромережева модель, персептрон.

**Вступ.** Прогнозуюче моделювання процесів металообробки (зокрема, процесів різання металів і сплавів), що реалізовується за допомогою комп'ютерних розрахунків, набуло широкого поширення лише в останнє десятиліття. Цей підхід дозволяє проводити розрахунок параметрів процесу за порівняно невеликий час, з невеликими затратами і з достатньою для прак-

тики точністю. Але для ефективнішого застосування відповідного програмного забезпечення необхідно вдосконалення підходів і моделей, що вживаються, наприклад, для врахування властивостей матеріалу, що оброблюється, в реальному діапазоні параметрів обробки.

Опис властивостей матеріалу, що оброблюється, при імітаційному чисельному моделюванні процесів металообробки здійснюється за допомогою визначального співвідношення (моделі), тобто математичної функціональної залежності напруженості пластичної течії (поточної межі текучості)  $\sigma_y$  від деформації  $\varepsilon$ , швидкості деформації  $\dot{\varepsilon}$  і температури  $T$ . Загальний вигляд визначальної моделі для одноосного напруженого стану представляється залежністю:

$$\sigma_y = \sigma_y(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, T), \quad (1)$$

і тоді для складного напруженого стану умова переходу до пластичного стану визначається залежністю:

$$\bar{\sigma}_y(\bar{\varepsilon}, \bar{\dot{\varepsilon}}, T) = \bar{\sigma}_y(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, T), \quad (2)$$

де  $\bar{\sigma}_y$  – еквівалентна напружка;  $\bar{\varepsilon}$  – еквівалентна деформація;  $\bar{\dot{\varepsilon}}$  – швидкість еквівалентної деформації.

Визначальні співвідношення (1) створюються на основі аналізу і обробки кривих деформації, отриманих шляхом випробувань на одноосне розтягування і (або) стискання в заданому діапазоні швидкостей деформацій і температур.

**Аналіз літератури і постановка задачі.** В якості визначальних моделей в даний час у практиці розрахунків використовуються емпіричні і напівемпіричні співвідношення. Всі відомі моделі засновані на ряді припущень, пов'язаних зі складністю функціональних зв'язків, що описують поведінку матеріалу в широкому діапазоні деформацій, швидкостей деформацій і температур. Найбільш відомі залежності – це рівняння Джонсона-Кука (*Johnson-Cook*) [1], рівняння Зерілли-Армстронга (*Zerilli-Armstrong*) [2] і рівняння Окслі (*Oxley*) [3].

Відомі моделі в змозі адекватно описати якісну картину поведінки матеріалу, але не здатні достатньо добре відобразити все різноманіття змін його властивостей. Наприклад, врахувати істотну якісну неоднорідність кривих деформацій в широкому діапазоні деформацій, швидкостей деформацій і температур, що характерні для процесів лезової обробки металів ( $\varepsilon = 0,002^{-5}$ ;  $\dot{\varepsilon} = 1 - 100000 \text{ c}^{-1}$ ;  $T = 20 - 1000^\circ \text{ C}$ ) [5].

Останніми роками поширення набув новий напрямок в області створення моделей, що прогнозують властивості матеріалів на основі штучних нейронних мереж (НМ, ANN), які зарекомендували себе як ефективний метод апроксимації складних нелінійних і неявних залежностей [5, 6].

**Мета роботи** – розробка на базі нейронної мережі визначальної моделі стану матеріалу (НМ-моделі) для широкого діапазону швидкостей, деформацій і температур і вибір оптимальної архітектури моделі.

У роботі були вирішені наступні задачі.

1. Вибір типу НМ. Підбір методу навчання НМ і оптимальної архітектури.

2. Підготовка НМ за допомогою навчального набору експериментальних даних.

3. Порівняння точності апроксимації експериментальних даних, отриманих за допомогою НМ-моделі із результатами, отриманими за моделлю Джонсона – Кука.

У даній роботі для НМ-моделі, що визначає стан матеріалу, була вибрана нейронна мережа – 3-и шаровий перцептрон з одним прихованим шаром.

У даному класі НМ (багат шарові перцептрони) використовуються *комірки-нейрони*, що перетворюють вхідний вектор  $X$  в скалярну відповідь – вихід  $S$ , залежний від лінійної комбінації вхідних змінних:

$$S = f\left(\sum_{i=1} w_i^{(2)} x_i + w_0\right) \equiv f\left(\sum_{i=0} w_i^{(2)} x_i\right), \quad (3)$$

де  $x_0 = 0$ , а вираз на виході з нейрона визначається за допомогою однієї з найбільш ефективних функцій активації, що вживаються, у вигляді гіперболічного тангенса:

$$y = \tanh S \quad (4)$$

або у вигляді *сигмоїдальної функції*:

$$y = 1 / \left(1 + e^{-\lambda S}\right), \quad (5)$$

де  $\lambda$  – константа.

Відповідно до рекомендацій, приведених в роботах [5-12], навчальні вхідні дані слід задавати по можливості із більш рівномірним кроком і в нормалізованому вигляді, розташовуючи дані в діапазоні  $[-1;1]$ ,  $[0;1]$  або  $[0,1;0,9]$ .

Для цієї мети застосовуються різні нормалізуючі залежності для вхідних параметрів  $x$ , наприклад, такого вигляду:

$$\bar{x}_j = 2(x_j - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) - 1, \quad (6)$$

$$\bar{x}_j = (x_j - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (7)$$

або інші.

Для навчання найчастіше використовується *метод* (алгоритм) *зворотного розповсюдження помилки*, що забезпечує мінімум сумарної середньоквадратичної помилки  $E^{(n)}$ :

$$E^{(n)} = \sum (d_j^{(n)} - y^{(n)})^2 / 2 \Rightarrow \min, \quad (8)$$

або (та) середньої помилки  $E_{av}^{(n)}$ :

$$E_{av}^{(n)} = \left(\sum_{j=1}^N E^{(n)}\right) / N \Rightarrow \min, \quad (9)$$

де  $n$  – кількість ітерації процесу навчання;  $N$  – кількість наборів навчальних даних;  $d_j^{(n)}$  – сталонне значення виходу для  $j$ -го нейрону на  $n$ -ій ітерації.

Базова ідея методу зворотного розповсюдження помилки полягає у визначенні ступеня впливу зміни вагового коефіцієнта  $w_{ij}^{(n)}$  на величину помилки  $E^{(n)}$  у вигляді похідної  $\partial E^{(n)} / \partial w_{ij}^{(n)}$ , де  $w_{ij}^{(n)}$  – це вага зв'язку між  $i$ -им і  $j$ -им

нейронами на  $n$ -ій ітерації. На основі зазначених часткових похідних помилки проводиться мінімізація  $E^{(n)}$  з використанням *методу градієнта*, де крок за вагованими ваговими коефіцієнтами визначається залежністю:

$$\Delta w_{ji}^{(n)} = -\alpha (\partial E^{(n)} / \partial w_{ji}^{(n)}), \quad (10)$$

$\alpha$  – коефіцієнт швидкості навчання.

В якості критерію збіжності процесу навчання в даній роботі використовувалося значення середньоквадратичної помилки  $E_{RMC}$  між еталонним і обчисленими вихідними значеннями:

$$E_{RMC} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{j=1}^p (d_{ij} - y_{ij})^2}, \quad (11)$$

де  $N$  – кількість тренувальних (тестових) даних;  $p$  – кількість вихідних параметрів, у мережі, що використовується в роботі,  $n = 1$ .

Якість роботи мережі також визначалася *коефіцієнтом кореляції*  $R$ :

$$R = \sum_{i=1}^N \{(d_i - \bar{d})(y_i - \bar{y})\} / \sqrt{\sum_{i=1}^N (d_i - \bar{d})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}, \quad (12)$$

і *середньою абсолютною відносною помилкою*:

$$AARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |(d_i - y_i) / d_i| \times 100\%, \quad (13)$$

де  $d$  – експериментальне (відоме) значення;  $y$  – прогнозоване значення відповідної вихідної величини;  $\bar{d}$  та  $\bar{y}$  – середні значення  $d$  і  $y$  відповідно;  $N$  – кількість даних, що розглядаються.

**Архітектура мережі.** На рис.1 показано структуру нейронної мережі [13, 14]. У процесах високошвидкісної пластичної деформації (наприклад, процесу різання металу) напруження пластичної течії матеріалу залежить від трьох основних параметрів: деформації, швидкості деформації і температури. У НМ-моделі, що використовується, вхідний прошарок відповідає цим параметрам, а вихідний прошарок представлений одним параметром (*нейроном*) – поточною межею текучості.

Кількість нейронів у вхідному і вихідному прошарках задається кількістю вхідних (3) і вихідних (1) параметрів. З метою визначення оптимальної структури НМ – моделі (кількість нейронів в прихованому прошарку) було застосовано метод оцінки якості роботи мережі за значенням середньоквадратичної помилки  $E_{RMC}$  (11). Вплив кількості нейронів в прихованому прошарку на величину  $E_{RMC}$  показано на рис. 2. Видно, що помилка  $E_{RMC}$  практично досягає мінімуму вже на рівні 5 нейронів в прихованому прошарку, внаслідок чого в даній роботі для моделювання використовувався персептрон з 3-ма прошарками та 5-ма нейронами в прихованому прошарку.

Формування НМ-моделі на базі визначального співвідношення вигляду (1) було здійснене за допомогою опису кривих деформування сталі AISI-1045 (сталь 45, СК45).

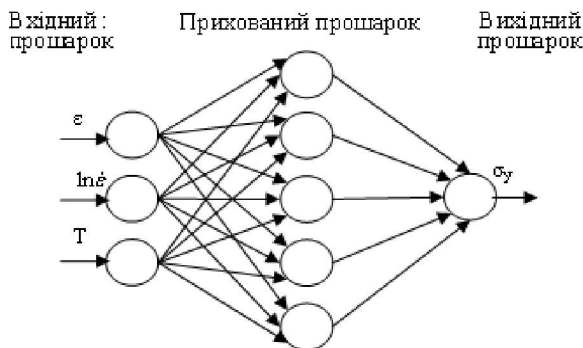


Рис. 1 – Архітектура нейронної мережі.

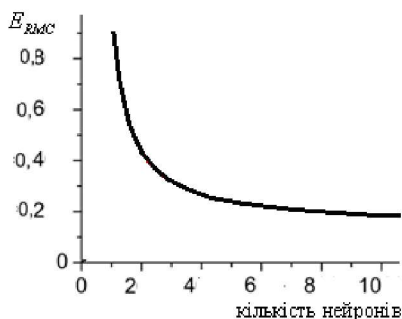


Рис. 2 – Залежність середньоквадратичної помилки від кількості нейронів в прихованому прошарку.

Вихідні дані були отримані на основі обробки матеріалів, представлених в базі даних пакету DEFORM V.10. Були використані дані в діапазоні деформацій

$$\varepsilon = 0,002 - 1,0, \quad \dot{\varepsilon} = 10^{-3} - 10^{-4} \text{ c}^{-1},$$

$$T = 20 - 1000^{\circ} \text{C}.$$

Проводилася лінійна екстраполяція до значення швидкості  $\dot{\varepsilon} = 10^5 \text{ c}^{-1}$ , значення температури  $T = 1200^{\circ} \text{C}$  і до деформацій  $\varepsilon = 4,0$ , оскільки експериментальні дані для  $\dot{\varepsilon} > 10^4 \text{ c}^{-1}$  і  $T > 1000^{\circ} \text{C}$  у літературі відсутні.

Експериментальні дані по сталі 45 (AISI 1045) для навчання НМ задавалися шляхом відцифровування відповідних кривих деформування. Дані представлені для наступних деформацій [0,002, 0,05, 0,1, 0,4, 0,7, 1, 2, 4], швидкостей деформацій [1,100, 1000, 10000, 100000]  $\text{c}^{-1}$ , температур [20,1200]  $^{\circ}\text{C}$  з кроком в  $100^{\circ}\text{C}$ .

**Підготовка даних і навчання НМ.** Практика показала, що для досягнення кращих результатів роботи мережі початкові дані перед навчанням необхідно нормалізувати, що здійснювалося в роботі діленням всіх значень навчальної вибірки на максимальне значення відповідного параметра.

Для навчання НМ був вибраний варіант вхідного вектору вигляду  $(\varepsilon, \ln(\dot{\varepsilon}), T)$ . Для швидкості деформації логарифмічна функція створює близькі інтервали для всієї навчальної вибірки по даному параметру (упорядковує «сітку» даних).

В якості критерію завершення процесу навчання в даній роботі був ви-

користаний критерій по кількості навчальних ітерацій. Експериментальним шляхом встановлено, що до відмітки  $10^5$  ітерацій похибка при навчанні зменшується. Після чого значних змін в якості процесу навчання (зменшення похибки) не відбувається.

В процесі підготовки даних було сформовано 495 наборів даних. З яких 486 (98%) було використано для навчання, а 9 (2%) – для перевірки якості роботи НМ. В якості перевірконого набору була вибрана експериментальна залежність  $\sigma = \sigma(\varepsilon)$  при  $\dot{\varepsilon} = 10^3 \text{ c}^{-1}$  і  $T = 500^\circ \text{C}$ . При навчанні НМ-моделі дана залежність була виключена.

Для оцінки ефективності НМ-моделі було проведено порівняння з результатами, що були отримані за визначальним співвідношенням Джонсона-Кука [1]. Рівняння Джонсона-Кука частіше за інші співвідношення застосовується при імітаційному моделюванні процесів різання металу. Рівняння Джонсона-Кука має наступний вигляд:

$$G_y = (A + B\varepsilon^n) \left[ 1 + C \ln \left( \frac{\dot{\varepsilon}}{\dot{\varepsilon}_0} \right) \right] \left[ 1 - (T^*)^m \right], \quad T^* = \frac{T - T_{room}}{T_{melt} - T_0}, \quad (14)$$

де  $\dot{\varepsilon}_0$  – еталонна швидкість деформації ( $\dot{\varepsilon}_0 = 1 \text{ c}^{-1}$ );  $T_{room}$  – кімнатна температура ( $20^\circ \text{C}$ );  $T_{melt}$  – температура плавлення ( $1460^\circ \text{C}$ );  $A, B, C, n, m$  – константи, що підбираються на основі експериментальних даних. У цій роботі константи були отримані шляхом мінімізації середньоквадратичної похибки між експериментальними даними і чисельними значеннями, що отримуються за залежністю (14). Для пошуку констант рівняння (14) був використаний той же набір експериментальних даних і критерій точності моделі, що і в алгоритмі зворотного розповсюдження помилки при навчанні НМ-моделі.

**Порівняння якості моделей.** Для оцінки якості моделей використовувалися відомі статистичні критерії [7-9, 12]. Ефективність роботи НМ-моделі в порівнянні з рівнянням Джонсона-Кука визначалася за коефіцієнтом кореляції  $R$  (12) і середньою відносною похибкою  $AARE$  (13).

У табл. 1 приведені значення середньої відносною помилки і коефіцієнта кореляції для НМ-моделі і рівняння Джонсона-Кука. Видно, що для одного і того ж набору навчальних даних відмінність в середній відносній похибці істотна. НМ-модель показала кращу точність не лише для навчального набору, але ще вищу точність для перевірконого набору даних.

Таблиця 1 – Порівняння помилок

| № | Назва моделі         | Навчальний набір |       | Перевірочний набір |       |
|---|----------------------|------------------|-------|--------------------|-------|
|   |                      | ARRE, %          | R     | ARRE, %            | R     |
| 1 | НМ-модель            | 2,474            | 0,999 | 1,9                | 0,997 |
| 2 | Модель Джонсона-Кука | 5,246            | 0,990 | 5,219              | 0,946 |

На рис.3 показана кореляція між експериментальними  $\sigma_E$  і розрахунковими  $\sigma_P$  значеннями напруження пластичної течії для рівнів напруження 600-1500 МПа. Видно, що для високих рівнів напружень пластичної течії (також як і для великих значень швидкостей деформацій  $\dot{\varepsilon} > 10^3 \text{ c}^{-1}$ ) точність

НМ-моделі суттєво вища за модель Джонсона-Кука. Наприклад, якщо в діапазоні напруження до 600 МПа *AARE* для рівняння Джонсона-Кука складає 4,8%, то при напруженні більш 600 МПа – 5,85%. Точність НМ-моделі практично не залежить від рівня напруження і складає для усього діапазону близько 2,5%.

**Висновки.** У роботі представлено заснований на штучній нейронній мережі (персептрон Хебба) підхід до моделювання стану пластичного матеріалу в широкому діапазоні деформацій, швидкостей деформацій і температур (НМ-модель).

Вибрано оптимальну архітектуру нейронної мережі, шляхом мінімізації середньоквадратичної помилки визначена оптимальна кількість нейронів в прихованому прошарку НМ-моделі.

На основі експериментальних даних по кривих деформування сталі AISI-1045 (сталь 45) із пакету DEFORM. V10 проведено навчання НМ-моделі і проведено порівняння з результатами, отриманими по рівнянню Джонсона-Кука, яке відповідає цьому ж набору даних.

Запропонована НМ-модель забезпечує хорошу точність апроксимації сімейства кривих деформування як для навчального набору даних, так і для контрольного набору даних. В той час, як модель Джонсона-Кука, сформована на тому ж масиві даних, добре виявляла себе лише в діапазоні порівняно невеликих деформацій, швидкостей деформацій і напружень.

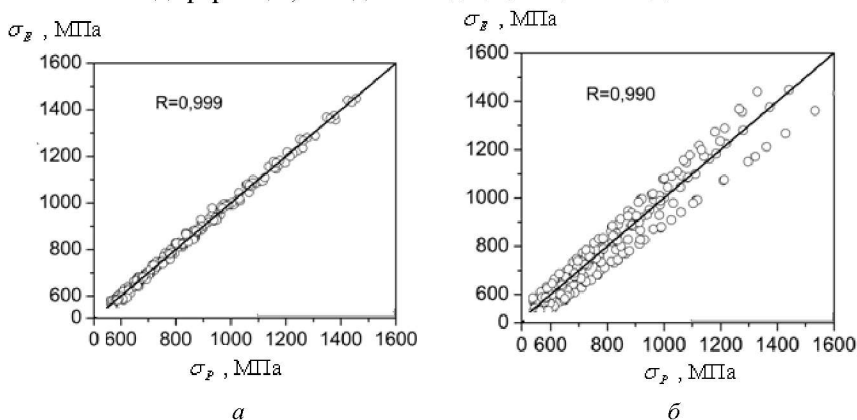


Рис. 3 – Кореляція між експериментальними ( $\sigma_E$ ) і розрахунковими ( $\sigma_P$ ) значеннями напружень для: *а* НМ-моделі, *б* моделі Джонсона-Кука.

Отримані результати показують хорошу перспективу застосування визначальних співвідношень на базі НМ-моделей в імітаційному моделюванні і прогнозуванні параметрів стану процесів механообробки.

**Список літератури:** 1. Johnson G.R. Constitutive Model and Data for Metals Subjected to Large-Strains, High Strain Rates and High Temperatures/ Johnson G.R., Cook W.H. A // Proceedings of the 7th int. Symp. On Ballistics. – 1983. – С. 541 – 547. 2. Zerilli F.J., Dislocationmechanics-based constitutive relation for material dynamics calculations/ Zerilli F.J., Armstrong R.W. //Journal of Applied Physics. – 1987. – О. 61. – С. 1816 – 1825. 3. Oxley P.L. Mechanics of machining: An analytical approach to assessing machinability. // Ellis Horwood Limited, – 1989. – 242 с. 4. Залоза В.А. О выборе

уравнения состояния обрабатываемого материала для моделирования процесса резания методом конечных элементов / В.А. Залоза, Д.В. Криворучко, С.Н. Хвостик // Вісник Сумського державного університету. Серія Технічні науки. 2006. — №12(96). — с. 101 – 115. **5.** Hashash Y.M.A. Numerical implementation of a neural network based material / Hashash Y.M.A., Jung S., Ghaboussi J. // International journal for numerical methods in engineering. – 2004 – 59 – с. 989 – 1005. **6.** Haj-Ali R.M. G.Z. Simulated Micromechanical Models using Artificial Neural Networks / Haj-Ali R.M., Pecknold D.A., etc. // ASCE J. Eng. Mechanics, 2001 – Vol. 127, No. 7 – с. 730 – 738. **7.** Sumantra Mandal Constitutive flow behaviour of austenitic stainless steels under hot deformation: artificial neural network modelling to understand, evaluate and predict / Sumantra Mandal, Sivaprasad P.V., etc. // Modelling Simul. Mater. Sci. Eng. 2006 – 14 – с. 1053 – 1070. **8.** D'Addona D. Intelligent Material Modelling for Mild Steel Hot Working / D'Addona D., Teti R. // Vimation Journal, Special Issue on Interactive Systems in Healthcare, – 2010 – ISSN 1866 – 4245 – с. 79 – 83. **9.** Reddy N.S. Neural network modelling of flow stress in Ti–6Al–4V alloy with equiaxed and Widmanstätten microstructures. / Reddy N.S., Park C.H., etc. // Materials Science and Technology, – 2008 – Volume 24, Number 3 – с. 294 – 301. **10.** Wang B. Improvement of the Prediction Accuracy and Efficiency of Hot Strength of Austenitic Steels with Optimised ANN Training Schemes / Wang B., Kong L.X., etc // Metals and materials international, – 1998 – Volume 4, Number 4 – с. 823 – 826. **11.** Sha W. The use of artificial neural networks in materials science based research / Sha W., Edwards K. L. // Materials and Design, 2007 – Vol.28, No.6 – с. 1747 – 1752. **12.** Sanjeev Sen Development of an Artificial Neural Network Constitutive Model for Aluminum 7075 Alloy / Sanjeev Sen, Janet M. Twomey, Jamal Y. S. Ahmad // IERC Conference – 2002. **13.** Хавін В.Л. Модель пластического состояния материала для широкого диапазона температур и скоростей деформаций на основе нейронной сети. / В.Л. Хавін, О.О. Огородник // Вісник НТУ «ХПІ», - Харків: НТУ «ХПІ», – 2011. – №52 – 202 с. **14.** G.Giorleo, R. Teti, V. Prisco, D.D'Addona Merging neural network material rheological behaviour modelling with FEM simulation of orthogonal metal cutting. Machining science and Technology and International Journal, – 2003, – V.7, – №36 – pp. 401 – 417. **15.** K.Hornik, M. Stinchcombe, H. White. Neural Networks, – 1998, – V.2, – pp. 359 – 366.

Надійшло до редакції 20.02.2013

---

УДК 539.1

**Застосування нейромережевої моделі для прогнозування стану матеріалу при високошвидкісній деформації** /В.Л. Хавін, Л. В. Автономова, С.І. Марусенко // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Математичне моделювання в техніці та технологіях. - Харків: НТУ «ХПІ», 2013. – №5 (979). – С. 232-239. Бібліогр.: 15 назв.

Представлена нейросетевая модель (НС-модель) определяющего соотношения пластического состояния материала для широкого диапазона деформаций, скоростей деформаций и температур. Реализация модели осуществлена при помощи нейронной сети – 3-х слойного персептрона с одним скрытым слоем. Получена оптимальная архитектура, проведено обучение НС-модели на базе экспериментальных данных для стали 45. Для проверочного набора данных проведено сравнение с результатами, полученными по уравнению Джонсона-Кука.

**Ключевые слова:** определяющее соотношение, широкий диапазон деформаций, скоростей деформаций и температур, нейросетевая модель, персептрон.

The neural network's model (NN-model) of determining equations of the plastic state of material is in-process presented for the wide range of deformations, speeds of deformations and temperatures. Realization of model is carried out through the neural network - 3-th layer of perceptron with one by the hidden layer. It is got optimum architecture, teaching of NN-model is conducted on the base of experimental information for steel 45. For the verification set of data comparing is conducted to the results has been realize with Johnson-Kuk equation.

**Keywords:** determining equations, wide range of deformations, speeds of deformations and temperatures, neural network's model, perceptron.